

УДК 621.396

А. И. БЕЙ

КАЧЕСТВО ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ «СЛЕПЫМ» МЕТОДОМ

Рассмотрен слепой статистический итерационный метод реконструкции изображений поверхности объекта на базе независимого компонентного анализа. Проведено математическое моделирование изображений, содержащих произвольные объекты на фоне белого шума. Полученный модернизированный алгоритм для случая непараметрической неопределенности опробован на моделях изображений и показано, что он обладает сверхразрешающими свойствами.

Ключевые слова: слепой метод восстановления, независимый компонентный анализ, компонентный базис, число компонент, число наблюдений, обратная матрица.

О. І. БЕЙ

ЯКІСТЬ РЕКОНСТРУКЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ «СЛІПИМ» МЕТОДОМ

Розглянуто сліпий статистичний ітераційний метод реконструкції зображень поверхні на базі метода незалежного компонентного аналізу. Проведено математичне моделювання зображень, які включають різні об'єкти на фоні білого шуму. Отриманий модернізований алгоритм для випадку непараметричної невизначеності випробувано на моделях зображень та показано, що він має надрозрізняючі якості.

Ключові слова: сліпий метод реконструкції, незалежний компонентний аналіз, компонентний базис, число компонент, число спостережень, обернена матриця.

O. I. BEY

QUALITY OF IMAGE RECOVERY BY "BLIND" METHOD

The paper deals with a blind statistical iteration method for recovering object surface images based on the independent component analysis. The mathematical modeling of images of arbitrary objects on a white noise background is carried out. The improved algorithm obtained for the case of non-parametric uncertainty is tested on the image models and is proved to possess superresolution properties.

Key words: independent component analysis, blind method of restoration, componential base, number of components, number of observations, inverse matrix

Введение. Актуальность задачи автоматической фокусировки изображений, построенных с помощью различных систем формирования, связана с эффектом деградации пространственного разрешения. Следовательно, изображение точечного объекта попадает на несколько смежных элементов приемного детектора. Что приводит к необходимости дополнительной коррекции изображений в условиях реального времени [1, 2].

Формулирование проблемы. Задача восстановления изображений заключается в том, чтобы по наблюдаемому двумерному массиву найти более полные характеристики (параметры) искомого объекта. В рассматриваемом случае объект непосредственно не наблюдается, и он может быть представлен только в виде аддитивной смеси с шумовой компонентой. Однако кроме шумового фона объект подвержен и линейному пространственно-инвариантному искажению, заключающемуся в ослаблении высоких пространственных частот. Однако, шум является препятствием для идеальной реставрации требуемых данных. Однако проблема состоит в том, что у нас нет априорной информации о канале формирования и флуктуациях шума. А это задача непараметрической фокусировки, которая требует восстановления неизвестного оператора в целом. В действительности обратные задачи некорректны, что вынуждает исследователей использовать допущения, например, стохастического вида в рамках *байесовского подхода* [3]. Так, классический *анализ Винера*, посвященный проблеме фильтрации, исходит из задания объекта как реализации стационарного *гауссова случайного процесса* с известной ковариационной функцией. В *методе максимума энтропии по Фридену* предполагается, что исходный ансамбль объектов сформирован в соответствии со значениями энтропии каждого из них [3 – 4]. Очевидно, что наличие априорной информации в значительной степени определяет и получаемое решение обратной задачи.

Перейдем теперь к обоснованию и количественному описанию модели формирования изображения. При этом ограничимся детерминированной линейно-фильтровой моделью на базе *уравнения Фредгольма первого рода* [4].

$$g(\xi, \eta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y)h(\xi, \eta, x, y)dxdy + n(\xi, \eta), \quad (1)$$

где $f(x, y)$ – исходное изображение; $g(\xi, \eta)$ – принятое изображение; $h(\xi, \eta, x, y)$ – весовая функция системы формирования изображения; $n(\xi, \eta)$ – аддитивный шум системы.

Оптимальная оценка сводится к решению интегрального уравнения (1), то есть необходимо сформировать обратный оператор $h^{-1}(\xi, \eta, x, y)$ или, другими словами, необходимо решить обратную задачу:

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(\xi, \eta)h^{-1}(\xi, \eta, x, y)d\xi d\eta, \quad (2)$$

Существенно устранить некорректность обратной задачи возможно введением ряда ограничений на об-

ласть допустимых значений решения, которые вытекают из структуры изображения, а именно:

- а) $f(x, y) \geq 0$; б) $(f(x, y), h(x, y)) = 0$.

Для упрощения изложений принимаем, что в выражении (1) искажающий оператор обладает свойством пространственной инвариантности $h(\xi, \eta, x, y) = h(\xi - x, \eta - y)$.

Решение проблемы. Распределение $f(x, y)$ имеет негауссовский закон распределения, а при формировании изображения $g(\xi, \eta)$ происходит нормализация распределения $f(x, y)$, и данный эффект зависит от параметров весовой функции $h(\xi - x, \eta - y)$ системы формирования.

В качестве ядра в уравнении (2) выступает передаточная функция оптимального адаптивного фильтра Винера,

$$h^{-1}(\xi - x, \eta - y) = h_g(\xi - x, \eta - y),$$

то есть необходимо таким образом подобрать ядро $h_g(\xi - x, \eta - y)$ интегрального уравнения (2), чтобы обеспечить наименьшее отклонение оценки $f_g(x, y)$ от истинного двумерного массива $f(x, y)$.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (f(x, y) - f_g(x, y))^2 = \min. \quad (3)$$

Однако данная оценка $f_g(x, y)$ относительно истинного $f(x, y)$ объекта будет обладать неизвестным большим смещением.

Следовательно, для повышения качественных показателей адаптивной фильтрации необходимо использовать статистики более высоких порядков. Количественной оценкой негауссовости являются *кумулянты высоких порядков*, в частности эксцесс [5 – 6].

Негауссовость же является базовым предположением *метода анализа независимых компонент* (АНК) и отождествляется с независимостью процессов. Следовательно, необходимо таким образом подобрать матрицу декомпозиции в рамках *метода максимума правдоподобия* (МП), чтобы процессы на выходе были наиболее независимыми. То есть, решается обратная задача по отношению к $f(x, y)$ и $h(\xi - x, \eta - y)$ [6 – 9]. Выражение (2), которое является решением задачи восстановления, введем в качестве начального приближения, и оно является базовым для “слепого” итерационного алгоритма восстановления. Предполагается, что шумовая компонента $n(x, y)$ имеет дисперсию намного меньшую, чем дисперсии компонентов $f(x, y)$ и $h(\xi - x, \eta - y)$.

Уравнение правдоподобия для оценки матрицы декомпозиции теперь можно представить так

$$P(g(x, y) | A, f(x, y)) = m \times \exp \left\{ - \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \left[g(x, y) - \sum_{j=1}^k A_{1j} \times \hat{f}_j(x, y) \right]^2 dx dy \right\}, \quad (4)$$

где m – константа.

Контрольные реставрации. Формула восстановления проверена с помощью компьютерного моделирования на зашумленных моделях изображения. Для цифрового моделирования использовался простой двумерный объект. Он состоит из трех импульсов. Кроме того, ширина первого импульса равна суммарной ширине второго и третьего.

На рис. 1 представлены импульсные процессы, состоящие из случайных ступенек. На рис. 2 – импульсные процессы, подверженные дифракционному искажению и аддитивному гауссовскому шуму. Результаты реставрации показаны на рис. 3.

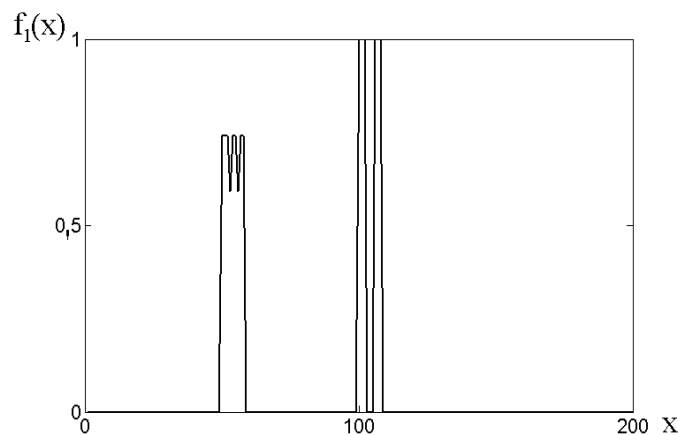


Рис. 1 – Сечение тестового объекта.

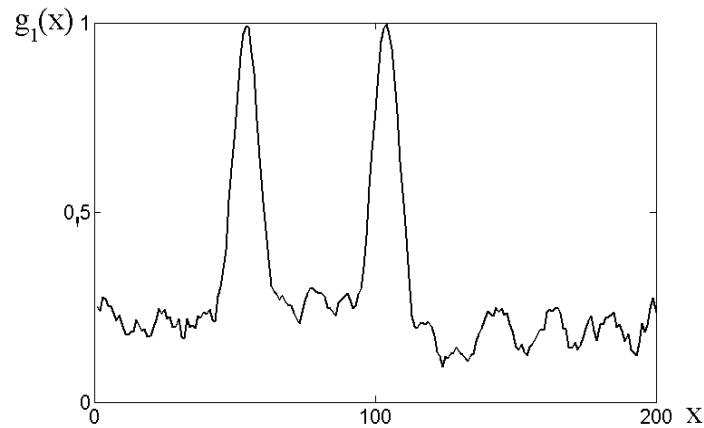


Рис. 2 – Искаженный объект.

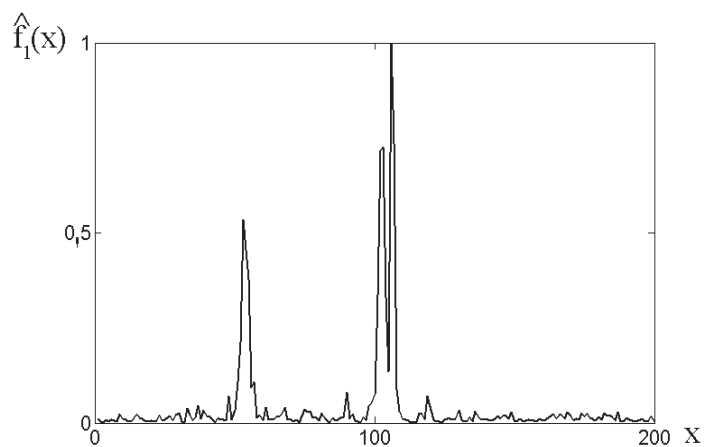


Рис. 3 – Восстановленный объект.

На рис. 4 приведены качественные показатели восстановления в норме L_2 от соотношения сигнал-шум для различных методов восстановления. Верхняя кривая (со звездочками) соответствует восстановлению с применением оптимальной фильтрации; нижняя кривая (с точками) соответствует алгоритму, построенному на базе “слепого” метода.

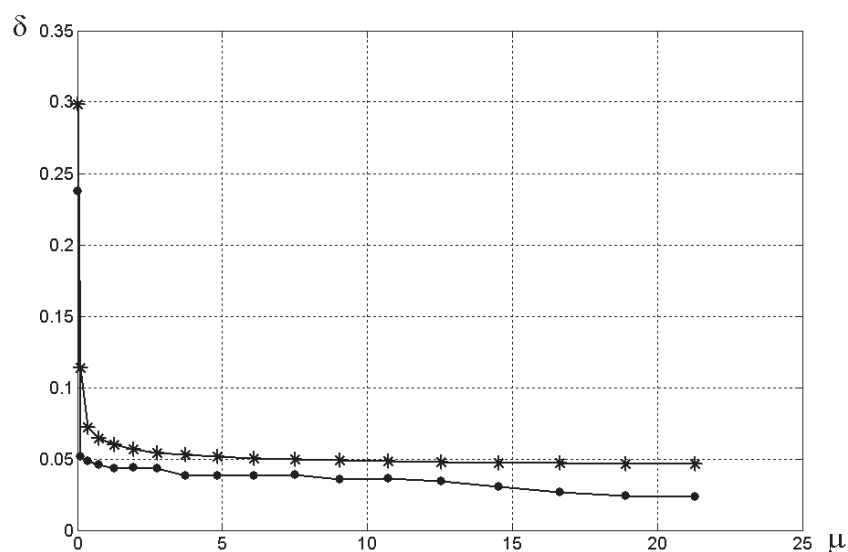


Рис. 4 – Оценка качественных показателей восстановления от соотношения сигнал-шум.

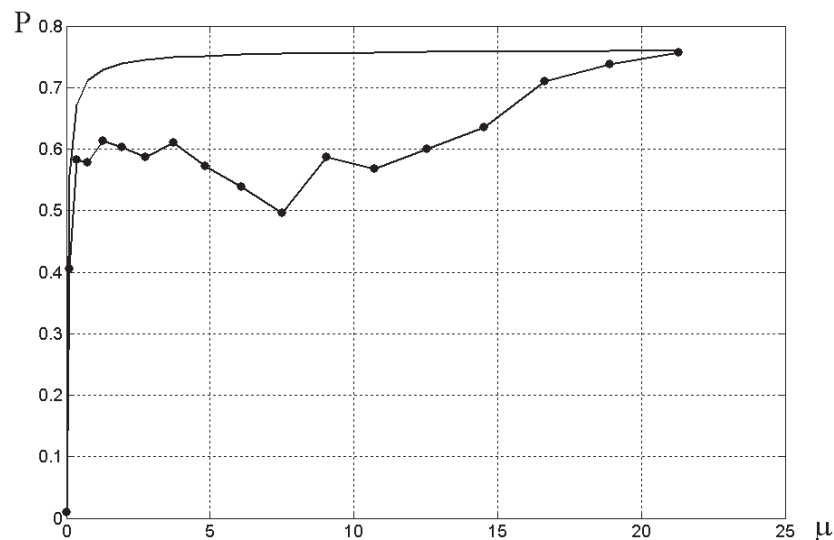


Рис. 5 – Вероятность правильного обнаружения от соотношения сигнал-шум.

Выводы. В работе представлены результаты коррекции изображений “слепым” методом и оценены качественные показатели.

Как представлено на рис. 4, оценки предлагаемого метода имеют меньшую ошибку восстановления в отличие от оценок оптимальной фильтрации, которые мы ввели в качестве начального приближения и получили выигрыш в среднем в 1,5 раза. Кроме того, метод удовлетворяет требованию положительности решения и обладает сверхразрешающими свойствами.

На рис. 5 данные зависимости демонстрируют, что при соотношении сигнал-шум на уровне 16 оценки обладают достоверностью, то есть вероятность правильного обнаружения “слепым” методом составляет 0.7, а при более высоких соотношениях эти оценки практически совпадают.

Список литературы

1. Gendron E., Clénet Y., Fusco T., Rousset G. New algorithms for adaptive optics point-spread function reconstruction // *Astronomy and Astrophysics*. – 2016. – Vol. 457 (2016). – P. 359 – 463.
2. Agarwal S., Singh O.P., Nagaria D. Encrypted Image Denoising using Adaptive Weighted Median Filter // *Indian journal of Science and Technology*. – 2017. – Vol 10(18). – P. 1 – 8. DOI: 10.17485/ijst/2017/v10i18/111973.
3. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. – М. : Советское радио, 1968. – 504 с.
4. Василенко Г. И., Тараторин А. М. Восстановление изображений. – М. : Радио и связь, 1986. – 304 с.
5. Гоноровский И. С. Радиотехнические цепи и сигналы. – М. : Радио и связь, 1986. – 512 с.
6. Cardoso J. F. Source Separation using Higher-Order Moments // *ICASSP*. – 1989. – P. 2109 – 2112.
7. Cardoso J. F. Eigen-Structure of the Four-Order Cumulant Tensor with Application to the BSS Problem // *ICASSP*. – 1990. – P. 2655 – 2658.
8. Moreau E. A generalization of joint-diagonalization criteria for source separation // *IEEE Trans. Signal Process.* – 2001. – 49 (3). – P. 530 – 541.
9. Cardoso J.F., Souloumiac A. Blind beamforming for non gaussian signals // *IEE-Proceedings-F*. – 1993. – Vol. 140. – P. 362 – 370.

References (transliterated)

1. Gendron E., Clénet Y., Fusco T., Rousset G. New algorithms for adaptive optics point-spread function reconstruction. *Astronomy and Astrophysics*. 2016, vol. 457 (2016), pp. 359–463.
2. Agarwal S., Singh O.P., Nagaria D. Encrypted Image Denoising using Adaptive Weighted Median Filter. *Indian journal of Science and Technology*. 2017, vol 10(18), pp. 1–8. DOI: 10.17485/ijst/2017/v10i18/111973.
3. Levin B. R. *Teoreticheskie osnovy statisticheskoy radiotekhniki* [Theoretical bases of statistical radio engineering]. Moscow, Sovetskoe radio Publ., 1968. 504 p.
4. Vasilenko G. I., Taratorin A. M. *Vosstanovlenie izobrazheniy* [Image recovery]. Moscow, Radio i svyaz' Publ., 1986. 304 p.
5. Gonorovskiy I. S. *Radiotekhnicheskie tsepi i signaly* [Radio technical circuits and signals]. Moscow, Radio i svyaz' Publ., 1986. 512 p.
6. Cardoso J. F. Source Separation using Higher-Order Moments. *ICASSP*. 1989, pp. 2109–2112.
7. Cardoso J. F. Eigen-Structure of the Four-Order Cumulant Tensor with Application to the BSS Problem. *ICASSP*. 1990, pp. 2655–2658.
8. Moreau E. A generalization of joint-diagonalization criteria for source separation. *IEEE Trans. Signal Process.* 2001, vol. 49 (3), pp. 530–541.
9. Cardoso J.F., Souloumiac A. Blind beamforming for non gaussian signals. *IEE-Proceedings-F*. 1993, vol. 140, pp. 362–370.

Поступила (received) 16. 02.2018

Відомості про авторів / Сведения об авторах / Information about authors

Бей Олександр Іванович (Бей Александр Иванович, Bey Aleksandr Ivanovich) – аспірант, Національний аерокосмічний університет ім. Н. С. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», м. Харків; тел.: (057) 788-43-51; e-mail: BeyAI@gmail.com.